نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۸، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۷، ص ۴۰۱-۳۸۹

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 8, No. 2, Fall - Winter 2018, p. 389-401

پیش‌بینی عملکرد و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای برای تولید نیشکر در مزارع پلنت

سپیده هارونی[1]- محمد جواد شیخ داودی[2*]- مصطفی کیانی ده‌کیانی[3]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱۰/۲۲
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۹/۰۷

چکیده

نیشکر یک گیاه مهم در جهان می‌باشد که با هدف تولید شکر و تولید انرژی کشت می‌شود به همین دلیل بررسی شرایط کشت این محصول ضرورت پیدا می‌کند. در این تحقیق مدل‌سازی انرژی مصرفی و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای تولید نیشکر در مزارع پلنت نیشکر انجام شد. اطلاعات لازم برای انجام این مطالعه در غالب پرسشنامه از شرکت کشت و صنعت دعبل خزایی واقع در استان خوزستان به‌دست آمد. ابتدا میزان انرژی مصرفی و میزان نشر گازهای گلخانه‌ای به‌عنوان اصلی‌ترین عامل آلایندگی برای نیشکر تولیدی در مزارع پلنت مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. در این پژوهش رابطه بین انرژی نهاده‌های ورودی با عملکرد تخمین زده شد. این منظور از تابع تولید کاب داگلاس و روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد نتایج نشان داد که مدل به‌دست آمده از تابع کاب داگلاس قادر است عملکرد و میزان نشر گازهای گلخانه‌ای را با ضریب تبیین به‌ترتیب ۸۹ و ۹۲ درصد برآورد کند. روش بعدی مدل‌سازی به‌وسیله شبکه عصبی ضریب تبیین مدل به‌دست آمده برای عملکرد و گازهای گلخانه‌ای به‌ترتیب ۹۶ و ۹۹ درصد و مجموع مربعات خطا ۰/۰۰۳۷ و $۴/۵۲\times۱۰^{-۶}$ به‌دست آمدند؛ بنابراین شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با تابع تولید کاب داگلاس می‌تواند به‌خوبی عملکرد محصول نیشکر و میزان نشر گازهای گلخانه‌ای را در مزارع پلنت پیش‌بینی و مدل‌سازی کند.

واژه‌های کلیدی: انرژی، پلنت، شبکه عصبی، کاب داگلاس، گازهای گلخانه‌ای، مدل‌سازی، نیشکر

مقدمه

انرژی یکی از مهم‌ترین عناصر کشاورزی مدرن به‌شمار می‌رود، وابستگی زیادی به منابع فسیلی و غیرفسیلی دارد. محدودیت در زمین‌های زراعی، افزایش جمعیت، تغییرات در زیرساخت‌ها و تمایل به استانداردهای بالای زندگی عواملی هستند که مصرف انرژی در بخش کشاورزی را افزایش داده‌اند (Erdal *et al.*, 2007). امروزه، به دلیل رشد مداوم جمعیت انسانی، تمایل برای ارتقا کیفیت زندگی و افزایش محدودیت زمین‌های زراعی، مصرف انرژی در فعالیت‌های کشاورزی تشدید یافته است (Contreras *et al.*, 2010; Erdal *et al.*, 2007). به دنبال افزایش مصرف انرژی و استفاده زیاد از نهاده‌های کشاورزی مانند انواع کودهای شیمیایی و سوخت‌های فسیلی منجر به بروز تأثیرات زیست‌محیطی مخربی گشته است که از آن جمله می‌توان به افزایش گرمایش جهانی و آلودگی آب‌ها، خاک و هوا اشاره کرد (Nemecek *et al.*, 2011). افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای سبب افزایش دمای متوسط سطح زمین در طول زمان شده که درنتیجه آن تغییرات نامطلوب آب و هوایی پدیدار می‌گردد. از سال ۱۷۵۰ تا ۲۰۰۵، غلظت CO_2، CH_4 و N_2O در جهان به‌ترتیب ۳۶، ۱۴۸ و ۱۸ درصد و دمای متوسط سطح زمین نیز از سال ۱۹۰۶ تا ۲۰۰۵، ۰/۷۴ درجه سلسیوس افزایش یافته است (Change, 2006). بنابراین، درک درست از میزان گازهای گلخانه‌ای تولید شده ناشی از مصرف نهاده‌های مختلف مانند عملیات خاک‌ورزی، کود و آفت‌کش‌ها آبیاری، امری ضروری محسوب می‌شود (Dalgaard *et al.*, 2001). به‌منظور بررسی رابطه بین انرژی ورودی و عملکرد نیشکر و نشر گازهای گلخانه‌ای می‌توان از توابع ریاضی استفاده کرد. برای این منظور در این تحقیق از تابع کاب داگلاس[4] استفاده شد. در بسیاری از مطالعات انجام شده از تابع کاب داگلاس برای تخمین رابطه بین انرژی ورودی و عملکرد محصول استفاده شده است (Hatirli *et al.*, 2006; Mobtaker *et al.*, 2010; MohammadiOmid, 2010;

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد رشته‌ی مکانیزاسیون کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز
۲- استاد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز
۳- استادیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز
(*- نویسنده مسئول: Email: javad1950@gmail.com)
DOI: 10.22067/jam.v8i2.52870

4- CobbeDouglass

(Pishgar-Komleh *et al*., 2012). مدل‌سازی یک موضوع مورد توجه محققان برای حل مسائل پیش‌بینی می‌باشد و از طرفی تاکنون شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش‌ها برای مدل‌سازی بیشتر مورد استفاده قرار گرفته است (Aydin, 2014; Aydinalp-KoksalUgursal, 2008). همانطور که در بسیاری تحقیقات انجام شده، از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدلسازی میزان نشر گازهای گلخانه‌ای و انرژی مصرفی استفاده شده است (Antanasijević *et al*., 2015; Aydin, 2014; Khoshnevisan *et al*., 2013). در این تحقیق به مقایسه این دو روش برای پیش‌بینی عملکرد نیشکر پرداخته می‌شود. هدف اصلی از این مقاله پیش‌بینی عملکرد گیاه نیشکر در مزارع پلنت و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای بر اساس انرژی‌های ورودی در روند تولید می‌باشد.

مواد و روش‌ها

این تحقیق در شهر اهواز واقع در استان خوزستان انجام شد. شهرستان اهواز در موقعیت جغرافیایی ۳۱ درجه و ۲۰ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه طول شرقی، در بخش جلگه‌ای خوزستان و با ارتفاع ۱۸ متر از سطح دریا واقع شده‌است. کل سطح قابل کشت در کشت و صنعت دعبل خزایی ۱۲۰۰۰ هکتار می‌باشد که از این مقدار ۲۶۰۰ هکتار مربوط به مزارع پلنت و ۸۴۰۰ هکتار به مزارع راتون اختصاص داده شده است. اطلاعات مورد نیاز در غالب ۵۵ پرسش‌نامه جمع‌آوری شد. جهت تکمیل آمار و اطلاعات مربوط به وضعیت کشاورزی در منطقه مورد مطالعه، سعی گردید در مراحل مختلف تحقیق، با کارشناسان شرکت کشت و صنعت، مصاحبه به‌عمل آید و نظرات آن‌ها نیز لحاظ گردید.

جریان انرژی در تولید محصول مورد مطالعه

انرژی نهاده‌های تولید در کشاورزی را می‌توان به دو گروه عمده تقسیم نمود: انرژی مستقیم و انرژی غیرمستقیم. نهاده‌های مورد استفاده در تولید محصولات مورد مطالعه عبارت بودند از نیروی کارگری، ماشین‌ها (کمباین، تراکتور و سایر ماشین‌های مزرعه‌ای)، سوخت دیزل، آب آبیاری، الکتریسیته، کودهای شیمیایی (نیتروژن، فسفات)، سموم شیمیایی (علف‌کش). از طرف دیگر ستاده شامل نیشکر می‌باشد. به‌طور متوسط برای کشت یک هکتار نیشکر در منطقه مورد مطالعه ۱۷۴۲۸۳/۷۶۹ مگاژول انرژی از منابع مختلف مصرف می‌شود. الکتریسیته با سهم ۵۲ درصد و پس از آن کود شیمیایی نیتروژن با سهم ۱۶ درصد بیشترین میزان مصرف انرژی را به‌خود اختصاص دادند. همچنین میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای ۴۱۵۳۷/۱۶ کیلوگرم معادل کربن دی‌اکسید بر هکتار محاسبه شد که بیشترین میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای با سهم ۶۲ درصد مربوط به سوزاندن نیشکر قبل از برداشت بود. برای تعیین میزان انرژی معادل نهاده‌ها و ستانده‌ها از ضرایب انرژی استفاده شد. ضرایب انرژی برای نهاده‌ها و ستانده در جدول ۱ ارائه شده‌اند؛ بنابراین انرژی معادل هر یک از نهاده‌ها از ضرب میزان مصرف هر یک از آن‌ها در ضریب انرژی ویژه آن نهاده طبق رابطه (۱) به‌دست می‌آید (Khoshnevisan *et al*., 2013a):

$$Einput = Iconsumption \times ECinput \quad (۱)$$

که در آن، E_{input} انرژی معادل نهاده‌های مصرفی برحسب مگاژول، $I_{consumption}$ میزان نهاده مصرفی (نیروی انسانی، سوخت فسیلی، الکتریسیته و غیره) بر حسب واحد آن و EC_{input} محتوای انرژی نهاده برحسب مگاژول بر واحد می‌باشد. به‌منظور محاسبه انرژی ماشین‌های استفاده شده از رابطه (۲) استفاده شد (Hatirli *et al*., 2005):

$$M = \frac{G \times Mp \times t}{T} \quad (۲)$$

که در آن M انرژی ماشین در واحد سطح (مگاژول بر هکتار)، G جرم ماشین (کیلوگرم)، M_P انرژی ماشین (مگاژول بر کیلوگرم) t زمان استفاده از ماشین در واحد سطح (ساعت) و T عمر مفید ماشین (ساعت) می‌باشد. انرژی برای آب آبیاری، هم به‌صورت مستقیم هم به‌صورت غیرمستقیم محاسبه می‌شود. در روش مستقیم، انرژی مستقیم برای بالا آوردن و تحت فشار قرار دادن آب مورد نیاز از رابطه (۳) محاسبه می‌شود (Kitani *et al*., 1999).

$$DE = \frac{\gamma g h Q}{\mu_1 \mu_2} \quad (۳)$$

که در آن DE انرژی مستقیم آبیاری (ژول بر هکتار)؛ γ چگالی آب (کیلوگرم بر متر مکعب)؛ g، شتاب گرانش زمین (۹/۸۱ متر بر مجذور ثانیه)؛ Q، میزان کل آب مورد نیاز برای هر فصل زراعی بر حسب متر مکعب بر هکتار که در این تحقیق برای نمونه‌های مختلف متفاوت است؛ μ_1 بازدهی پمپ (برای پمپ‌های برقی معمولاً بین ۰/۱۸ تا ۰/۲۲ در نظر گرفته می‌شود، در این تحقیق ۲۰ درصد در نظر گرفته شد)، μ_2 بازدهی وسیله تولید توان (الکتروموتور یا موتور دیزل) (۷۰ تا ۹۰ درصد در نظر گرفته می‌شود، در این تحقیق ۸۰ درصد در نظر گرفته شد)؛ h هد دینامیکی پمپ می‌باشد. انرژی غیرمستقیم آبیاری شامل انرژی تجهیزات مورد استفاده در عملیات پمپاژ آب، آبیاری و حفر چاه و به‌طور کلی شامل انرژی مواد خام مصرفی و همچنین ساخت و انتقال کلیه عواملی که در آبیاری دخالت دارند، می‌باشد که با توجه به طول عمر سامانه محاسبه می‌شود و معمولاً ۲۰ درصد انرژی مستقیم آبیاری مد نظر قرار می‌گیرد (Khan *et al*., 2009). قلمه‌های کشت نیشکر عمدتاً از مزارع پلنت تهیه می‌شوند در غیر این صورت از مزارع راتون اول این قلمه‌ها تهیه می‌شوند. لذا در این مطالعه نیز مقدار قلمه مصرفی از عملکرد واقعی مزارع پلنت کسر شده و جز نهاده‌های ورودی برای تولید نیشکر در نظر گرفته نمی‌شود.

(انرژی قلمه با انرژی محصول برابر است). جدول ۱ ضرایب استاندارد انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید نیشکر را نشان می‌دهد.

جدول ۱– ضرایب استاندارد انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید نیشکر در مزارع پلنت

Table 1- Energy coefficients of different inputs used and output in sugarcane production in plant farms

عنوان Title	واحد Unit	محتوای انرژی (مگاژول بر واحد) Energy equivalent (MJ unit^{-1})	مرجع Reference
نهاده **Inputs**			
نیروی کارگری Human labor	h	1.96	(Ramedani *et al.*, 2011)
ماشین‌ها Machinary			
تراکتور و ادوات خودگردان Tractor and self-propelled	kg	9-10	(Kitani *et al.*, 1999)
هاروستر Harvester	kg	8-10	(Kitani *et al.*, 1999)
سایر ماشین‌ها Implement and machinery	kg	6-10	(Kitani *et al.*, 1999)
سوخت دیزل Diesel fuel	L	47.8	(Kitani *et al.*, 1999)
سموم شیمیایی Pesticides	kg	278.8	(Kitani *et al.*, 1999)
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	kg	78.1	(Kitani *et al.*, 1999)
کود فسفات Phosphate(P2O5)	kg	17.55	(Kitani *et al.*, 1999)
آب آبیاری Water for irrigation	M^3	1	(Erdal *et al.*, 2007)
الکتریسیته Electricity	kWh	15.28	(Ghadirianfar *et al,2013*)
خروجی **Output**			
نیشکر Sugarcane	kg	1.2	(Kitani *et al.*, 1999)

در این قسمت از تحقیق شاخص‌های انرژی در سامانه‌های تولیدی مورد نظر، مورد مطالعه قرار گرفت که یکی از مهم‌ترین اقدامات در فرآیند تحلیل انرژی محسوب می‌شود. در این راستا از شاخص‌های مختلفی استفاده می‌شود. بعضی از این شاخص‌ها که امکان شناخت جامع از وضعیت انرژی در کشاورزی را مهیا می‌سازند، شامل نسبت انرژی[1]، بهره‌وری انرژی[2]، انرژی ویژه[3] و افزوده خالص انرژی[4] می‌باشد. نسبت انرژی فاقد واحد می‌باشد و مقدار انرژی به‌دست آمده به ازای هر واحد مصرف انرژی برای تولید را نشان می‌دهد (Rajaeifar *et al.*, 2014). شدت انرژی بسته به نوع محصول کشاورزی، موقعیت و زمان، متفاوت است و می‌تواند به‌عنوان شاخصی برای ارزیابی کارایی مصرف انرژی در سامانه‌های مختلف تولید محصول مورد نظر باشد. شدت انرژی نشان‌دهنده مصرف انرژی برای تولید یک واحد از محصول است. بهره‌وری انرژی عکس شدت انرژی می‌باشد و از تقسیم مقدار محصول تولید شده بر انرژی مصرف شده به‌دست می‌آید و بیان‌کننده مقدار تولید محصول به ازای هر واحد انرژی مصرف شده است. واحد بهره‌وری انرژی کیلوگرم بر مگاژول است (Rajaeifar *et al.*, 2014). مقدار انتشار گازهای گلخانه‌ای ناشی از نهاده‌های تولید محصولات کشاورزی بر اساس ضرایب موجود در منابع معتبر محاسبه می‌شود. میزان این گازها برحسب نهاده‌های ورودی (سوخت دیزل، کودهای شیمیایی، آفت‌کش‌ها، برق و آب آبیاری) توسط ضریب انتشار متناظر با آن ها که در منابع موجود می‌باشد، اندازه‌گیری می‌شود. انرژی مصرفی برای آب آبیاری به

1- Energy Ratio (ER)
2- Energy Productivity (EP)
3- Specific Energy (SE)
4- Net Energy Gain (NEG)

انرژی الکتریسیته تبدیل می‌شود (الکتریسیته مورد نیاز برای پمپاژ) و برای برآورد میزان این گازهای منتشر شده از آبیاری به‌عنوان یکی از نهاده‌های تولید، ضرب مصرف برق با ضریب GHG، محاسبه می‌شود (Khoshnevisan *et al.*, 2013a). روش محاسبه نشر گازهای گلخانه‌ای تا حدود زیادی مشابه روش انرژی می‌باشد و نهاده‌های انتشار در ضرایب مربوطه ضرب شده. میزان نشر گازهای گلخانه‌ای برای هر یک از نهاده‌ها از طریق رابطه (۴) به‌دست می‌آید:

$$GHG\ emissions = SIconsumption \times ECemissions \quad (۴)$$

که در آن $GHG_{emissions}$ میزان انتشار کیلوگرم گاز گلخانه‌ای منتشر شده برای نهاده در واحد هکتار، $SI_{consumption}$ مقدار هر نهاده در واحد هکتار با توجه به واحد مربوطه و $EC_{emissions}$ ضریب انتشار استاندارد می‌باشد. ضرایب استاندارد برای نشر گازهای گلخانه‌ای برای محصولات کشاورزی از منابع معتبر استخراج شده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (Khoshnevisan *et al.*, 2013a). بیشتر از ۳۰- ۲۵ درصد از بیوماس بالای سطح خاک گیاه نیشکر را برگ‌ها و سر نی‌ها تشکیل می‌دهند (که عموماً به آن تراش گفته می‌شود) که از نظر تولید شکر و ملاس نامطلوب می‌باشد. سوزاندن نیشکر قبل از برداشت تراش را نابود می‌کند. بهره‌وری و سودآوری را در فرآیندهای برداشت افزایش می‌دهد (Sandhu *et al.*, 2013). از طرفی آلاینده‌های ناشی از سوزاندن شاخ و برگ نیشکر سبب انتشار آلاینده‌های زیادی از جمله کربن دی‌اکسید می‌باشد. میزان انتشار این آلاینده ۱/۳۰۳ کیلو گرم به ازای هر یک کیلوگرم شاخ و برگ می‌باشد (França *et al.*, 2012).

جدول ۲- ضرایب استاندارد نشر گازهای گلخانه‌ای

Table 2- Greenhouse gas (GHG) emission coefficients of agricultural inputs

عنوان **Title**	واحد **Unit**	محتوای انرژی (مگاژول بر واحد) **GHG coefficient ($kgCO_2eq.\ unit^{-1}$)**	مرجع **Reference**
ماشین‌ها Machinary	Mj	0.071	(DyerDesjardins, 2003)
سوخت دیزل Diesel fuel	kg	2.76	(Kitani *et al.*, 1999)
سموم شیمیایی Pesticides	kg	6.3	(Kitani *et al.*, 1999)
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	kg	1.3	(Kitani *et al.*, 1999)
الکتریسیته Electricity	kWh	0.608	(Khoshnevisan *et al.*, 2013a)
شاخ و برگ Trash	kg	1.303	(França *et al.*, 2012)

برآورد مدل کاب داگلاس

در این پژوهش رابطه بین انرژی نهاده‌های ورودی با عملکرد با دو روش تابع کاب داگلاس و شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی شد. در روش تابع کاب داگلاس ارتباط بین انرژی نهاده‌های ورودی و عملکرد از طریق تعریف یک تابع هدف امکان‌پذیر می‌باشد که شکل کلی تابع در رابطه (۵) ارائه شده است. برای تحلیل میزان تغییر در خروجی با توجه به میزان تغییر در ورودی‌ها از نرخ بازگشت به مقیاس استفاده شده است. این شاخص از جمع ضرایب رگرسیونی به‌دست آمده برای هریک از معادلات رگرسیونی ذکر شده، محاسبه می‌شود. به‌منظور تعیین حساسیت نهاده‌های انرژی ورودی در تولید نیشکر به ازای یک راس روش بهره‌وری فیزیکی حاشیه‌ای به‌کار برده شد که از این طریق مشخص می‌شود که با یک واحد افزایش در یکی از نهاده‌های انرژی، با ثابت بودن سایر عوامل تولید، میزان تغییر در عملکرد چه میزان است.

$$Y = f(X)\exp(u) \quad (۵)$$

رابطه (۶) تابع خطی کاب داگلاس را نمایش می‌دهد.

$$\ln Y_i = a + \sum_{j=1}^{n} \alpha_i \ln(X_{ij}) + e_i \quad (i=1,2,...,n) \quad (۶)$$

که در این رابطه Y_i مقدار خروجی تابع (عملکرد مزرعه)، X_{ij} بردار نهاده‌های استفاده شده در فرآیند تولید، a مقدار ثابت، α_i ضریب نهاده‌ها یا ورودی مدل است که به‌وسیله مدل تخمین زده شده و e_i مقدار خطای مدل می‌باشد (Mobtaker *et al.*, 2010). بنابراین با در نظر گرفتن اینکه عملکرد تابعی از نهاده‌های ورودی هستند، می‌توان توابع کاب داگلاس را برای اطلاعات این تحقیق به‌صورت رابطه (۷)، نشان داد.

$$\ln Y_i = a_0 + \alpha_1 \ln X_1 + \alpha_2 \ln X_2 + \alpha_3 \ln X_3 + \alpha_4 \ln X_4 + \alpha_5 \ln X_5 + ... + \alpha_n \ln X_n \quad (۷)$$

که در این رابطه X_i (i= 1, 2, 3,…..,n) مربوط بـه نهـاده‌هـای مصرفی و Y مربوط به عملکرد می باشد.

از آنجا کـه روش‌هـای نـوین مـدل‌سـازی نظیـر شـبکه عصـبی مصنوعی قابلیت حل مسائل غیرخطی را به‌خوبی دارا می‌باشد، در این تحقیق علاوه بر مدل کاب داگلاس مدل شبکه عصبی نیز برآورد شد و در آخر به مقایسه این دو روش پرداخته مـی‌شـود. مقایسـه ایـن دو روش مدل‌سازی بر مبنای ضریب تبیین آنها می‌باشد.

پیش از آموزش شـبکه عصـبی، داده‌هـای ورودی بـه آن نرمـال شده‌اند. هدف از نرمال‌سازی این است که داده‌ها به اعـدادی مـا بـین صفر تا یک تبدیل شوند، زیرا در این پژوهش برای عناصر پردازش‌گر (نرون‌ها) در لایه مخفی، تـابع آسـتانه سـیگموییدی انتخـاب گردیـد خروجی این تابع اعدادی بین صفر و یک مـی‌باشـد. بـدین منظـور از رابطه (۸) برای نرمال‌سازی استفاده گردید.

$$Xnorm = \frac{(Xo-Xm)}{(Xmax-Xmin)} \quad (۸)$$

که در آن X_{norm} مقـدار نرمـال شـده ورودی X_O، X_m میـانگین داده‌ها، X_{max} و X_{min} به‌ترتیب حداکثر و حداقل داده‌هـا مـی‌باشـد. در این پژوهش از شبکه‌هـای چنـد لایـه پرسـپترون کـه در آن تمـامی نرون‌ها به یکدیگر وصل شده‌اند، استفاده گردید. در این شبکه، بـرای آموزش، از الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده مـی‌شـود. بـرای آمـوزش شبکه، اطلاعات به‌صورت تصادفی به ۳ قسمت تقسیم گردید کـه ۷۰ درصد داده‌ها (۳۹ مزرعه) به آموزش، ۱۵ درصد (۸ مزرعه) به آزمون و ۱۵ درصد (۸ مزرعه) برای اعتبارسنجی مدل اختصـاص داده شـد. در نهایت بهترین مدل استخراج گردیـده اسـت. بـه‌منظـور دسـتیابی بـه بهترین شبکه با بیشترین دقـت و کمتـرین خطـا ایجـاد تغییراتـی در شبکه اجتناب‌ناپذیر خواهد بود. یکی از این تغییرات چیدمان شبکه[1] یا به عبارتی تعداد لایه‌های مخفی به‌کار رفته در شبکه است. تغییر دیگر شامل نوع تابع فعال‌سازی یا محرک[2] است. توابع محرک مختلفـی از جمله تابع تانژانت سیگموئید و تانژانت هایپربولیک برای یافتن حالـت بهینه مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

برای یافتن شبکه‌ای با توپولوژی مناسب به کمک الگوریتم‌هـای آموزش، از معیارهای ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعـات خطـا (RMSE) استفاده شده است (Kiani *et al.*, 2010).

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(Pi - Ai)^2}{\sum_{i=1}^{n} A_i^2}\right) \quad (۹)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Pi - Ai)^2} \quad (۱۰)$$

1- Topology
2- Activation function

این شبکه‌ها قادر هستند هر رابطـه بـین ورودی و خروجـی را بـا دقت دلخـواه تخمـین بزننـد. در کـاربرد ایـن روش نیـز از نـرم‌افـزار MATLAB بهره گرفته شده است.

نتایج و بحث

میزان مصرف انرژی نهاده‌ها و انرژی ستانده در جدول ۴ نمـایش داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود به‌طور متوسط برای کشت یک هکتار نیشـکر در منطقـه مـورد مطالعـه ۱۷۴۲۸۳/۷۶۹ مگـاژول انرژی از منابع مختلف مصـرف مـی‌شـود. در مقابـل متوسـط انـرژی خروجی در کشت این محصـول ۱۱۱۰۰۰ مگـاژول در هکتـار بـرآورد گردیده شده. الکتریسیته با سهم ۵۲ درصدی بیشترین میزان مصـرف انرژی را به‌خود اختصاص داده اسـت. در ایـن منطقـه، بخـش بسـیار زیادی از نهاده الکتریسیته به‌منظور پمپاژ آب آبیاری استفاده می‌شـود. پـس از الکتریسـیته، کودهـای شـیمیایی بیشـترین سـهم را بـه‌خـود اختصاص می‌دهند. همان‌گونه که انتظار می‌رود، پس از الکتریسیته در سهم کود نیتروژن (۱۶٪) بیشتر از سایر نهاده‌های مصرفی است. پیش از این Sami و همکـاران (۲۰۱۴) در مطالعـه خـود پیرامـون مصـرف انرژی در کشت نیشـکر در ایـران نشـان دادنـد کـه در میـان تمـامی نهاده‌های مصرفی در کشت نیشکر الکتریسـیته و کودهـای شـیمیایی بیشترین تأثیر را در کل انرژی نهاده‌ها به‌خود اختصاص داده‌اند.

این در حالی است که در بیشتر مطالعات دیگـر در زمینـه انـرژی مصرفی در کشاورزی، انرژی مصرفی برای آبیاری و یا به نوعی دیگـر انرژی الکتریسیته، بیشترین درصد سهم نهاده‌هـای انـرژی را بـه‌خـود اختصاص داده بود به‌عنـوان نمونـه پـیش از ایـن Sami و همکـاران (۲۰۱۴) در مطالعه خود پیرامون مصـرف انـرژی در کشـت نیشـکر در ایران نشان دادند که در میان تمـامی نهـاده‌هـای مصـرفی در کشـت نیشکر الکتریسیته بیشترین سهم را از کـل انـرژی نهـاده‌هـا بـه‌خـود اختصاص داده‌است. در مطالعه‌ای دیگر Wang و همکاران (۲۰۱۴) به آنالیز انرژی را برای محصولات دانه‌ای در شمال چین پرداختند نتـایج آن‌ها نشان داد که انرژی الکتریسیته بیشترین میزان انـرژی مصـرفی برای تولید گندم و ذرت بیشترین سهم از انـژی مصـرفی را بـه خـود اختصاص داده بود بود. جدول ۵ شاخص‌های نسبت انرژی، بهـره‌وری انرژی، شدت انرژی و افزوده خالص انرژی در تولید نیشـکر در مـزارع راتون را نشان می‌دهد. منفی شدن افزوده خالص انـرژی بیـانگر ایـن موضوع می‌باشد که باید در مزارع پلنت از لحاظ نحوه مصرف نهاده‌ها دچار بازنگری شده و تا حد امکان مصرف نهاده‌هـای انـرژی بـه‌ویـژه الکتریسیته و کودهای ازته کاهش یابد.

یکی از دلایل منفی شدن افزوده خالص انرژی این اسـت کـه در ایران این است که در کشت و صنعت بـه دلیـل وسـعت زیـاد مـزارع، سیستم آبیاری پیچیده‌ای وجود دارد و مسـتلزم صـرف انـرژی زیـادی

می‌باشد.

جدول ٤- انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید نیشکر (مگاژول بر هکتار)

Table 4- Energy inputs and output for sugarcane production in plant farms (MJ ha^{-1})

عنوان Title	میانگین انرژی (مگاژول بر هکتار) Energy equivalent (MJ ha^{-1})	درصد Percent
نهاده Inputs		
نیروی کارگری Human labor	72.47	<1
ماشین‌ها Machinary	3339.78	1.91
سوخت دیزل Diesel fuel	15630.6	8.96
سموم شیمیایی Pesticides	20542.19	9.56
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	28237.56	16.45
کود فسفات Phosphate(P_2O_5)	722.8	0.41
آب آبیاری Water for irrigation	18195.68	10.44
الکتریسیته Electricity	90978.42	52.2
خروجی Output		
نیشکر Sugarcane	111000	

جدول ۵- شاخص‌های انرژی در تولید نیشکر در مزارع پلنت

Table 5- Energy indices in sugarcane production in Plant farms

عنوان Title	واحد Unit	میانگین Average
نسبت انرژی Energy ratio	-	1.52
بهره‌وری انرژی Energy productivity	kg MJ^{-1}	0.6
شدت انرژی Specific energy	MJ kg^{-1}	1.65
افزوده خالص انرزی Net energy	MJ ha^{-1}	-48223.9

یکی دیگر از اشکالات عمده در کلیه مزارع عدم انتخاب صحیح پمپ‌های آبیاری برای استخراج آب از رودخانه و انتقال آب به مزارع بوده است. این عدم انتخاب صحیح باعث خواهد شد تا پمپ‌ها از صد درصد کارایی واقعی خود بهره نبرده که این امر می‌تواند باعث افزایش الکتریسیته مصرفی گردد. انتخاب صحیح پمپ‌ها با توجه به‌اندازه مزارع، دبی و حجم آب مورد نیاز می‌تواند سبب کاهش مصرف انرژی در این بخش گردد. دلیل دیگر برای این مسئله وابستگی زیاد تولید برق به سوخت‌های فسیلی می‌باشد، به‌طوری که ۹۵ درصد تولید برق در ایران توسط نیروگاه‌های حرارتی وابسته به سوخت‌های تجدیدناپذیر تولید می‌شود و همین امر سبب می‌شود که ضریب هم ارز الکتریسیته در ایران نسبت به کشورهای توسعه یافته بالاتر باشد. مسئله دیگر در زیاد بودن مصرف برق فرسودگی تجهیزات و خطوط انتقال برق می‌باشد.

نتایج مربوط به نشر گازهای گلخانه‌ای در جدول ۶ نشان داده

شده است. نتایج بر آن است که میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای ۴۱۵۳۷/۱۶ کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر هکتار بود. بیشترین مقدار نشر گازهای گلخانه‌ای، با سهم ۶۲ درصد مربوط به سوزاندن شاخ و برگ نیشکر قبل از برداشت بوده و پس از آن الکتریسیته با سهم ۳۲ درصد بیشترین میزان را به خود اختصاص داده است.

جدول ٦– ضرایب استاندارد نشر گازهای گلخانه‌ای

Table 6- Greenhouse gas (GHG) emission coefficients of agricultural inputs

عنوان **Title**	میانگین ($kg\ CO_{2eq}.ha$) **($kgCO_2eq.\ ha$) Average**	درصد **Percent**
ماشین‌ها Machinery	902.52	<1
سوخت دیزل Diesel fuel	237.12	<1
سموم شیمیایی Pesticides	367.95	<1
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	477.1	1.14
کود فسفات (P2O5)	60	<1
الکتریسیته Electricity	13432.47	32.33
شاخ و برگ Trash	26060	62.73

نتایج استفاده از تابع کاب داگلاس برای تعیین رابطه بین انرژی‌های ورودی و عملکرد نیشکر تولیدی به ازای یک هکتار در جدول ۷ ارائه شده است. با استفاده از تابع کاب داگلاس ارتباط بین انرژی‌های ورودی و انرژی خروجی تخمین زده می‌شود. انرژی خروجی (عملکرد یا متغیر وابسته)، تابعی از نهاده‌های انرژی ورودی (متغیر مستقل) از قبیل سوخت، الکتریسیته، ازت، فسفر و علف‌کش می‌باشد. با استفاده از رابطه خطی کاب داگلاس آزمون خود همبستگی با استفاده از آزمون دوربین واتسون (DW) انجام شد که براساس نتیجه محاسبات به‌عمل آمده مقدار آن ۱/۰۶۷ برای داده‌های انرژی و به‌دست آمد که نشان‌دهنده عدم خود همبستگی در سطح ۵٪ مدل تخمین زده شد.

مدل‌سازی عملکرد نیشکر و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای در مزارع پلنت

نهاده‌های مورد استفاده به‌منظور پیش‌بینی عملکرد نیشکر در مزارع پلنت با استفاده از مدل‌سازی شامل میزان انرژی نهاده‌های نیروی کارگری، تجهیزات و ماشین‌های زراعی، سوخت دیزل، الکتریسیته، کودهای شیمیایی، سموم شیمیایی، آب آبیاری به‌عنوان ورودی‌های مدل و میزان عملکرد محصول نیز به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. نهاده‌های مورد استفاده به‌منظور پیش‌بینی میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای در روند تولید نیشکر در مزارع پلنت شامل میزان انرژی نهاده‌های تجهیزات و ماشین‌های زراعی، سوخت دیزل، الکتریسیته، کودهای شیمیایی، سموم شیمیایی به‌عنوان ورودی‌های مدل و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای نیز به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد.

مصنوعی

به‌منظور دستیابی به بهترین ساختار شبکه عصبی، تعداد مختلفی از ساختارها با یک و دو لایه مخفی آموزش داده شده و تست و اعتبارسنجی شده‌اند. از بین الگوریتم‌های آموزش مورد استفاده در این تحقیق، الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت انتخاب گردید میزان خطا و ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش و آزمون شبکه‌ها برای مدل‌سازی انرژی و انتشارگازهای گلخانه‌ای در جداول ۷ و ۸ نشان داده‌شده است. با استفاده از این جدول مدلی که کمترین میزان مجموع مربعات خطا و ضریب تبیین بالاتر انتخاب گردید.

بر اساس نتایج این مدل‌سازی، مدل با ساختار ۱– ۱۵– ۵–۷ با ۷ ورودی، دولایه مخفی با ۵ نورون در لایه اول و ۱۵ نورون در لایه دوم و یک‌لایه خروجی با یک پارامتر خروجی به‌عنوان بهترین ساختار برای پیش‌بینی عملکرد نیشکر تعیین گردید.

جدول ۷- میزان خطا و ضریب همبستگی الگوریتم‌های آموزش داده‌شده برای مدل‌سازی انرژی مزارع پلنت

Table 7- RMSE and R^2 for learning algorithms of modeling energy in farms Plant

داده‌های اعتبارسنجی Test data		داده آموزش Train data		NH2	NH1
R^2	RMSE	R^2	RMSE		
0.94	0.0079	0.98	0.0037	15	7
0.42	136.9	0.85	12.36	15	10
0.23	52.35	0.55	62.32	19	6
0.52	49.65	0.62	32.512	3	5
0.74	13.235	0.78	9.6	10	7
0.42	36.22	0.42	37.2	4	6

جدول ۸- میزان خطا و ضریب همبستگی الگوریتم‌های آموزش داده‌شده برای مدل‌سازی گازهای گلخانه‌ای مزارع پلنت

Table 8- RMSE and R^2 for learning algorithms of modeling GHG emission in farms Plant

داده‌های آزمون Test data		داده‌ی آموزش Train data		NH1
R^2	**RMSE**	**R^2**	**RMSE**	
0.99	6.82×10^{-6}	0.99	4.52×10^{-6}	5
0.82	0.0085	0.85	0.0012	3
0.65	0.0132	0.72	0.0036	4
0.86	1.23×10^{-4}	0.89	1.52×10^{-5}	7

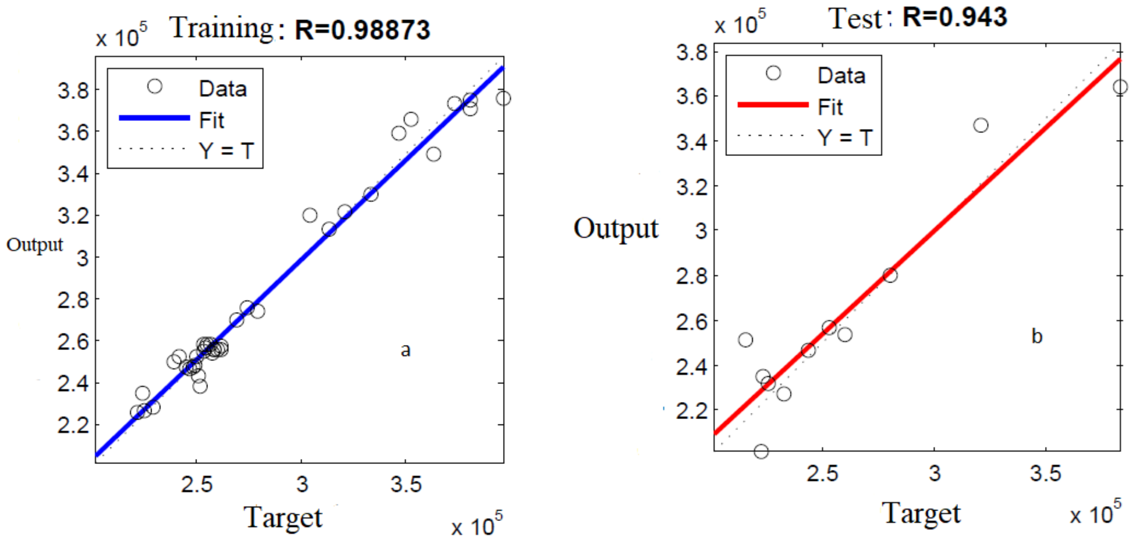
توابع محرک تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و تابع محرک خطی در لایه خروجی بهترین شبکه به‌کار گرفته شده بود. ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش و آزمون به‌ترتیب ۰/۹۸ و ۰/۹۴ و میانگین مربعات خطا به‌ترتیب ۰/۰۰۳۷ و ۰/۰۰۷۹ به‌عنوان بهترین مدل برای تخمین عملکرد نیشکر در مزارع پلنت با استفاده از انرژی نهاده‌ها به‌دست آمد. شکل ۲ مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی انرژی و مقادیر پیش‌بینی‌شده انرژی برای داده‌های آموزش و داده‌های آزمون نشان داده‌شده است. بر اساس نتایج مدل‌سازی، مدل با ساختار ۱- ۵- ۵ با ۵ ورودی، یک لایه مخفی با ۵ نرون و یک لایه خروجی با یک پارامتر خروجی به‌عنوان بهترین ساختار برای پیش‌بینی گازهای گلخانه‌ای تعیین گردید. توابع محرک تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و تابع محرک خطی در لایه خروجی بهترین شبکه به‌کار گرفته شده بود. مدل مذکور با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۹ و میانگین مربعات خطا $۴/۵۲\times۱۰^{-۶}$ و $۶/۸۲\times۱۰^{-۶}$ به‌ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون به‌عنوان بهترین مدل برای تخمین میزان نشر گازهای گلخانه‌ای انتخاب گردید. شکل ۳ مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی‌شده گازهای گلخانه‌ای برای داده‌های آموزش و داده‌های آزمون نشان داده‌شده است.

پیش از این زنگنه و همکاران (۲۰۱۰) از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی وضعیت مکانیزاسیون تولید سیب‌زمینی در استان همدان استفاده کردند. طبق گزارش آن‌ها بهترین مدل پیشنهادی برای مدل‌سازی سطح مکانیزاسیون به‌صورت ۱- ۳- ۱۹ و بهترین مدل برای پیش‌بینی درجه مکانیزاسیون دارای یک‌لایه پنهان با ۸ نرون در لایه مخفی بوده است. خوشنویسان و همکاران (۲۰۱۳) از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی مصرف انرژی در تولید گندم در ایران استفاده کردند نتایج آن‌ها نشان داد مدل پیشنهادی قادر است با دقت بالا عملکرد محصول را پیش‌بینی و مدل‌سازی کند.

جدول ۹- عوامل مهم مدل استخراج شده از تابع کاب داگلاس

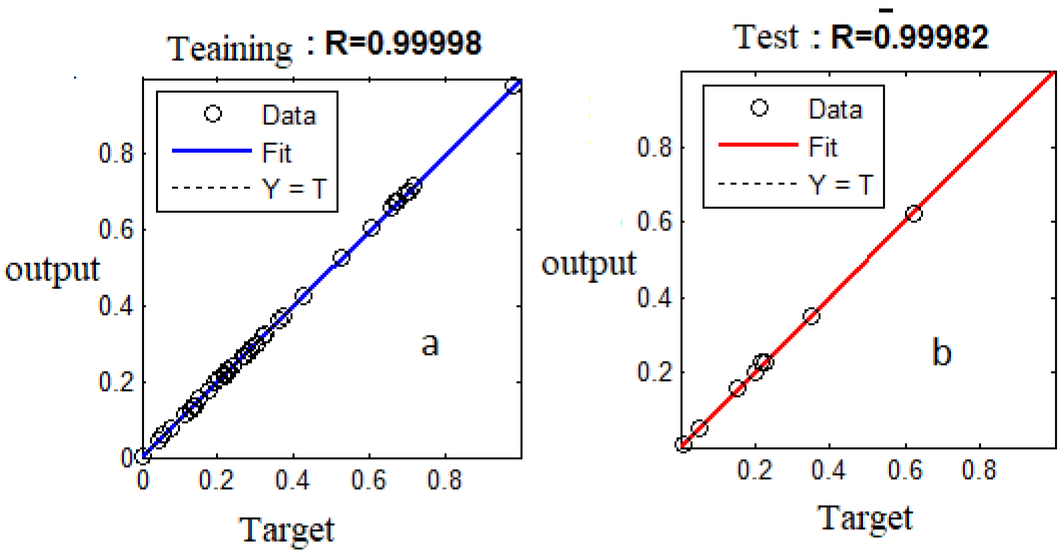
Table 9- Important factors model derived from the Cobb-Douglas function

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std Error of the Estimate	Change Statistics					Durbin-Watson
					R Square Change	F Chamge	Df1	Df2	Sig. F Change	
1	0.976[a]	0.92	0.923	0.03795	0.921	204.088	4	40	.0005	1.067



شکل ۲- مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی‌شده انرژی خروجی داده‌های آموزش (a) و داده‌های آزمون (b) پلنت

Fig. 2. Comparing R^2 between actual and predicted values of energy training data (a) and test data (b)



شکل ۳- مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی‌شده گازهای گلخانه‌ای داده‌های آموزش (الف) و داده‌های آزمون (ب) گازهای گلخانه‌ای

Fig. 3. Comparing R^2 between actual and predicted values of greenhouse gases training data (a) and test data (b)

جدول ۱۰ – اطلاعات خروجی مدل کاب داگلاس

Table 10- Modelling of Cobb-Douglas Output information

Model	Unstandardized coefficients B	Unstandardized coefficients Std.Error	Standardized coefficients Beta	t	sig
(Constant)	2.231	2.303		1.008	0.317
Ln(N)	0.714	0.056	0.844	12.734	0.949
Ln(P)	-0.509	0.079	-0.719	-6.451	0.007
Ln(sam)	0.25	0.09	0.275	2.79	0.0001
Ln(elec)	-0.088	0.103	-0.095	14.861	0.0001

کاب داگلاس

با توجه به سطح اطمینان آزمون متغیرهای مستقلی که میزان معنی‌داری آنها کمتر از ۰/۰۵ است اثر معنی‌داری بر روی متغیر وابسته دارند. جدول ۹ و جدول ۱۰ اطلاعات مربوط به خروجی مدل کاب داگلاس را برای صفت انتشارگازهای گلخانه‌ای نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری

نتایج مربوط به نشر گازهای گلخانه‌ای نشان داد میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای ۴۱۵۳۷/۱۶ کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر هکتار بود. بیشترین مقدار نشر گازهای گلخانه‌ای، با سهم ۶۲ درصد مربوط به سوزاندن شاخ و برگ نیشکر قبل از برداشت بوده و پس از آن الکتریسیته با سهم ۳۲ درصد بیشترین میزان را به‌خود اختصاص داده است. مدل‌های به‌دست آمده ضریب همبستگی برای انرژی و گازهای گلخانه‌ای به‌ترتیب ۰/۹۸ و ۰/۹۹ و میانگین مربعات خطا به‌ترتیب ۰/۰۰۳۷ و $۴/۵۲\times۱۰^{-۶}$ به‌عنوان بهترین مدل برای تخمین عملکرد نیشکر و گازهای گلخانه‌ای در مزارع پلنت با استفاده از نهاده‌های ورودی به‌دست آمد.

References

1. Antanasijević, D., V. Pocajt, M. Ristić, and A. Perić-Grujić. 2015. Modeling of energy consumption and related GHG (greenhouse gas) intensity and emissions in Europe using general regression neural networks. Energy 84: 816-824.
2. Aydin, G. 2014. Modeling of energy consumption based on economic and demographic factors: The case of Turkey with projections. Renewable and Sustainable Energy Reviews 35: 382-389.
3. Aydinalp-Koksal, M., and V. I. Ugursal. 2008. Comparison of neural network, conditional demand analysis, and engineering approaches for modeling end-use energy consumption in the residential sector. Applied Energy 85: 271-296.
4. Change, I. P. O. C. 2006. IPCC guidelines for national greenhouse gas inventories.
5. Contreras, A., G. Díaz, L. Gallardo, and R. Loaiza. 2010. Energy ratio analysis of genetically-optimized potato for ethanol production in the Chilean market. Spanish journal of agricultural research 559-569.
6. Dalgaard, T., N. Halberg, and J. R. Porter. 2001. A model for fossil energy use in Danish agriculture used to compare organic and conventional farming. Agriculture, Ecosystems & Environment 87: 51-65.
7. Dyer, J., and R. Desjardins. 2003. Simulated farm fieldwork, energy consumption and related greenhouse gas emissions in Canada. Biosystems Engineering 85: 503-513.
8. Erdal, G., K. Esengün, H. Erdal, and O. Gündüz. 2007. Energy use and economical analysis of sugar beet production in Tokat province of Turkey. Energy: 35-41.
9. França, D. d. A., K. M. Longo, T. G. S. Neto, J. C. Santos, S. R. Freitas, B. F. Rudorff, E. V. Cortez, E. Anselmo, and J. A. Carvalho. 2012. Pre-harvest sugarcane burning: determination of emission factors through laboratory measurements. Atmosphere 3: 164-180.
10. Hatirli, S. A., B. Ozkan, and C. Fert. 2005. An econometric analysis of energy input–output in Turkish agriculture. Renewable and Sustainable Energy Reviews 9: 608-623.
11. Hatirli, S. A., B. Ozkan, and C. Fert. 2006. Energy inputs and crop yield relationship in greenhouse tomato production. Renewable Energy 31: 427-438.
12. Khan, S., M. A. Khan, M. A. Hanjra, and J. Mu. 2009. Pathways to reduce the environmental footprints of water and energy inputs in food production. Food Policy 34: 141-149.
13. Khoshnevisan, B., Sh. Rafiee, M. Omid, M. Yousefi, and M. Movahedi. 2013a. Modeling of energy consumption and GHG (greenhouse gas) emissions in wheat production in Esfahan province of Iran using artificial neural networks. Energy 52: 333-338.
14. Khoshnevisan, B., Sh. Rafiee, M. Omid, H. Mousazadeh, and P. Sefeedpari. 2013b. Prognostication of environmental indices in potato production using artificial neural networks. Journal of Cleaner Production: http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.1003.1028.
15. Kiani, M. K. D., B. Ghobadian, T. Tavakoli, A. Nikbakht, and G. Najafi. 2010. Application of artificial neural networks for the prediction of performance and exhaust emissions in SI engine using ethanol-gasoline blends. Energy 35: 65-69.
16. Kitani, O., T. Jungbluth, R. M. Peart, and A. Ramdani. 1999. CIGR handbook of agricultural engineering, Volume 5: Energy and biomass engineering. American Society of Agricultural Engineers

(ASAE).
17. Mobtaker, H. G., A. Keyhani, A. Mohammadi, Sh. Rafiee, and A. Akram. 2010. Sensitivity analysis of energy inputs for barley production in Hamedan Province of Iran. Agriculture, Ecosystems & Environment 137: 367-372.
18. Mohammadi, A., and M. Omid. 2010. Economical analysis and relation between energy inputs and yield of greenhouse cucumber production in Iran. Applied Energy 87: 191-196.
19. Nemecek, T., D. Dubois, O. Huguenin-Elie, and G. Gaillard. 2011. Life cycle assessment of Swiss farming systems: I. Integrated and organic farming. Agricultural Systems 104: 217-232.
20. Ozkan, B., A. Kurklu, and H. Akcaoz. 2004. An input–output energy analysis in greenhouse vegetable production: a case study for Antalya region of Turkey. Biomass and Bioenergy 26: 89-95.
21. Pishgar-Komleh, S., M. Ghahderijani, and P. Sefeedpari. 2012. Energy consumption and CO_2 emissions analysis of potato production based on different farm size levels in Iran. Journal of Cleaner production 33: 183-191.
22. Rajaeifar, M. A., A. Akram, B. Ghobadian, Sh. Rafiee, and M. D. Heidari. 2014. Energy-economic life cycle assessment (LCA) and greenhouse gas emissions analysis of olive oil production in Iran. Energy 66: 139-149.
23. Ramedani, Z., Sh. Rafiee, and M. Heidari. 2011. An investigation on energy consumption and sensitivity analysis of soybean production farms. Energy 36: 6340-6344.
24. Samavatean, N., Sh. Rafiee, H. Mobli, and A. Mohammadi. 2011. An analysis of energy use and relation between energy inputs and yield, costs and income of garlic production in Iran. Renewable Energy 36: 1808-1813.
25. Sami, M., M. J. Shiekhdavoodi, M. Pazhohanniya, and F. Pazhohanniya. 2014. Environmental comprehensive assessment of agricultural systems at the farm level using fuzzy logic: A case study in cane farms in Iran. Environmental Modelling & Software 58: 95-108.
26. Sandhu, H. S., R. A. Gilbert, G. Kingston, J. F. Subiros, K. Morgan, R. W. Rice, L. Baucum, J. M. Shine Jr and L. Davis. 2013. Effects of sugarcane harvest method on microclimate in Florida and Costa Rica. Agricultural and Forest Meteorology 177: 101-109.
27. Wang, X., Y. Chen, P. Sui, W. Gao, F. Qin, J. Zhang, and X. Wu. 2014. Emergy analysis of grain production systems on large-scale farms in the North China Plain based on LCA. Agricultural Systems 128: 66-78.
28. Zangeneh, M., M. Omid, and A. Akram. 2010. A comparative study on energy use and cost analysis of potato production under different farming technologies in Hamadan province of Iran. Energy 35: 2927-2933.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 8, No. 2, Fall - Winter 2018, p. 389-401

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۸، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۷، ص ۴۰۱-۳۸۹

Application of Artificial Neural Networks for Predicting the Yield and GHG Emissions of Sugarcane Production

S. Haroni[1]- M. J. Sheykhdavodi[2*]- M. Kiani Deh Kiani[3]

Received: 12-01-2016
Accepted: 27-11-2016

Introduction

One of the most important sources of the sugar production is sugarcane.Sugar is one of the eight human food sources (wheat, rice, corn, sugar, cattle, sorghum, millet and cassava). Also sugarcane is mainly used for livestock feed, electricity generation, fiber and fertilizer and in many countries sugarcane is a renewable source for the biofuel. The efficient use of inputs in agriculture lead to the sustainable production and help to reduce the fossil fuel consumption and greenhouse gases emission and save financial resources. Furthermore, detecting relationship between the energy consumption and the yield is necessary to approach the sustainable agriculture. It is generally accepted that many countries try to reduce their dependence to agricultural crop productions of other countries. The being Independent on agricultural productions lead to take more attention to modern methods and the objective of all these methods is increasing the performance with the efficient use of inputs or optimizing energy consumptions in agricultural systems. Energy modeling is a modern method for farm management that this model can predict yield with using the different amount of inputs. The objective of this study was to predict sugarcane production yield and (greenhouse gas) GHG emissions on the basis of energy inputs.

Materials and Methods

This study was carried out in Khouzestan province of Iran. Data were collected from 55 plant farms in Debel khazai Agro-Industry using face to face questionnaire method. In this study, the energy used in the sugarcane production has considered for the energy analysis without taking into account the environmental sources of the energy such as radiation, wind, rain, etc. Energy consumption in sugarcane production was calculated based on direct and indirect energy sources including human, diesel fuel, chemical fertilizers, pesticides, machinery, irrigation water, electricity and sugarcane stalk. Energy values were calculated by multiplying inputs and outputs per hectare by their coefficients of energy equivalents. Input energy in agricultural systems includes both direct and indirect energy and renewable and non-renewable forms. Direct energies include human labor, diesel fuel, water for irrigation and electricity and indirect energies consisted of machinery, seed (cultivation of sugarcane has been done with cutting of sugarcane instead of seed), chemical fertilizer. Renewable energies include machinery, sugarcane stalk, chemical fertilizer while non-renewable energy consisted of machinery, chemical fertilizer, electricity and diesel fuel. Energy values were calculated by multiplying inputs and outputs per hectare by their coefficients of energy equivalents. The amounts of GHG emissions from inputs in sugarcane production per hectare were calculated by CO_2 emissions coefficient of agricultural inputs. Energy modeling is an attractive subject for engineers and scientists who are concerned about the energy management. In the energy area, many different of models have been applied for modeling future energy. An artificial neural network (ANN) is an artificial intelligence that it can applied as a predictive tool for nonlinear multi parametric. Artificial neural network has been applied successfully in structural engineering modeling ANNs are inspired by biological neural networks.

Results and Discussion

The total energy used in the farm operations during the sugarcane production and the energy output was

1- MSc Student of mechanization of agriculture of Biosystem Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran
2- Professore of Biosystem Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran
3- Assistante Professore, Department of Biosystem Mechanical Engineering, Shaid Chamran University of Ahvaz Ahvaz, Iran
(*- Corresponding Author Email: javad1950@gmail.com)

1742883.769 and 111000 $MJha^{-1}$, respectively. Electricity (52%) and chemical fertilizers (16%) were the most influential factors in the energy consumption. The electricity contribution was the highest due to the low efficiency of energy conversion in electric motors which were used for irrigation in the study area. In some areas, inefficient surface irrigation wastes a lot of water and energy (in forms of electricity). Another reason is that electricity energy equivalent for Iranian electricity production is higher than developed countries because Iran's electricity grid is highly dependent on fossil fuels, so that 95% of the electrical energy in Iran is generated in thermal power plants using fossil fuels sources. In addition, the electricity transmission system is too old. GHG emissions data analysis indicated that the total GHG emissions was 415337.62 kg ha^{-1} (CO2eq) kgCO2eq ha^{-1} in which burning trash with the share of 62% had the highest GHG emission and followed by electricity (32%), respectively. The ANN model with 7-5-15-1 and 5-5-1 structure were the best model for predicting the sugarcane yield and GHG emissions, respectively. The coefficients of determination (R^2) of the best topology were 0.98 and 0.99 for the sugarcane yield and GHG emissions, respectively. The values of RMSE for sugarcane production and GHG emission were found to be 0.0037 and 4.52×10^{-6}, respectively.

Conclusions

The statistical parameters of R^2 and RMSE demonstrated that the proposed artificial neural networks results have best accuracy and can predict the yield and GHG emission. It is generally showed that artificial neural networks have good potential to predict the yield of the sugarcane production.

Keywords: Artificial neural networks, Energy, GHG emission, Modeling, Plant